

# 融合注意力与多尺度特征的电力绝缘子缺陷检测方法

王韵琳<sup>1</sup>, 冯天波<sup>2</sup>, 孙宁<sup>3</sup>, 杨程<sup>1</sup>, 余恒文<sup>1</sup>, 崔昊杨<sup>1</sup>

(1. 上海电力大学电子与信息工程学院, 上海 200090; 2. 国网上海市电力公司信息通信公司, 上海 200030;  
3. 国网上海市电力公司培训中心, 上海 200438)

**摘要:** 针对无人机巡检时绝缘子缺陷因目标小、种类多、尺度差异大造成的漏检、误检问题, 提出了一种融合注意力与多尺度特征的 YOLOX-s 算法。首先, 在主干网络中融合坐标注意力机制, 使网络能够更加准确地对绝缘子及其缺陷进行定位; 其次, 为解决绝缘子缺陷小目标特征丢失的问题, 在主干网络尾端的空间金字塔池化模块引入多尺度深度可分离卷积, 构建多尺度上下文敏感模块以充分提取多尺度信息; 最后, 在特征融合网络中用 Shuffle unit 替换原网络中的 CBS 堆叠结构, 实现了模型压缩。实验表明, 改进模型的 FPS 为 26.4 帧/s, mAP 值达到了 93.6%, 相较于 YOLOX-s 提升了 4.7%, 在不增大模型参数数量和计算复杂度的前提下, 对多类型多尺度的绝缘子缺陷检测达到了更好的效果。该方法对提升电力巡检业务运维效率具有现实指导意义。

**关键词:** 实时检测; 无人机巡检; 绝缘子; 小目标检测; 改进 YOLOX-s

## Defect Detection Method for Power Insulators Based on Attention and Multi-scale Context Information

WANG Yunlin<sup>1</sup>, FENG Tianbo<sup>2</sup>, SUN Ning<sup>3</sup>, YANG Cheng<sup>1</sup>, YU Hengwen<sup>1</sup>, CUI Haoyang<sup>1</sup>

(1. The College of Electronics and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;  
2. Information and Communication Company, State Grid Shanghai Electric Power Corporation, Shanghai 200030, China;  
3. Training Center of State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 200438, China)

**Abstract:** In response to the problem of missed and false detection of insulator defects caused by small targets, multiple types, and large-scale differences during UAV inspection, a YOLOX-s object detection algorithm based on attention mechanism and multi-scales context information is proposed in this paper. Firstly, a coordinate attention mechanism is added to the backbone network to enable the network to more accurately locate insulators and their defects. Secondly, to address the issue of small target features with defects that are prone to loss, multi-scale depth-wise separable convolution is introduced into the SPP network at the tail end of the backbone network to build a multi-scale context sensitive module and to make full use of the context information. Finally, Shuffle units are used to replace the CBS stacking blocks in the feature fusion network, achieving model compression. The experiment shows that the FPS of the improved model is 26.4 frames, and the mAP value reaches 93.6%, which is 4.7% higher than YOLOX-s. Under the premise of not increasing the number of model parameters and computational complexity, better results can be achieved in multi-type and multi-scale insulator defect detection. This method has practical significance to improvement in the operation and maintenance efficiency of power inspection service.

**Key words:** real-time detection; UAV inspection; insulator; small target detection; improved YOLOX-s

## 0 引言

绝缘子是一种特殊的绝缘控制装置, 其承受着高电压、大电流, 且所处环境易受高温、酸碱、盐雾等外力侵害, 因此对输电线路进行定期巡检, 及时对绝缘子的安全隐患进行排查是保障电力系统长期可靠运行不可或缺的一环<sup>[1]</sup>。

由于输电线路广泛分布在郊区, 在建设新型电力系统的背景下, 实现无人机户外无人化控制的智

能检测成为了一大研究目标, 也是未来提高电力应急抢修效率的一种必要手段<sup>[2-4]</sup>。因此, 为提升电力巡检的运维效率, 设计合理的算法并部署到嵌入式人工智能模块, 利用无人机进行电力绝缘子的边端实时检测至关重要。

近年来, 利用深度学习进行绝缘子缺陷检测已成为主流趋势<sup>[5-6]</sup>。绝缘子的缺陷检测属于目标检测领域的问题<sup>[7]</sup>, 网络模型主要分为 SSD<sup>[8]</sup>、RetinaNet<sup>[9]</sup>、YOLO 系列<sup>[10-13]</sup>模型为代表的端到端

的一阶段模型和 Faster R-CNN<sup>[14]</sup>、SPPNet<sup>[15]</sup>、Mask R-CNN<sup>[16]</sup>为代表的基于候选区域的二阶段模型。

围绕架空输电线路绝缘子缺陷检测场景选定检测算法, 需要比较不同算法的检测策略、精度与速度。为解决传统目视检测方法效率低下的问题, 文献[17]采用 Faster RCNN 对绝缘子串进行检测, 然后提取绝缘子串骨架, 判定自爆缺陷, 但受前景噪声影响, 精度较低; 文献[18]提出了一种基于 Cascade R-CNN 的级联目标检测框架, 引入 ROI Align 聚集区域特征以改善小目标的漏检问题, 精度相较于 Faster RCNN 有很大的提升。然而两阶段模型结构复杂、参数量大、计算速度慢, 不适合部署在边端智能设备。由于一阶段模型推理速度快, YOLO 系列模型在电力巡检中得以广泛应用: 文献[19]通过插入注意力机制, 提升了模型对周边农田、植被等复杂背景的抗干扰能力; 文献[20]提出用深度可分离卷积替代主干网络残差单元中的普通卷积, 实现模型轻量化; 文献[21]改进特征金字塔结构并在检测单元加入感受野自适应模块, 改善了网络对不同尺度绝缘子缺陷的检测效果。

尽管上述算法已在电力巡检、电力设备故障诊断中有了较多成熟的应用, 然而, 上述研究大多任务单一且对象特征明显。在实际巡检中, 受限于无人机拍摄距离较长, 故障区域在图片中占比小, 除自爆缺陷外, 绝缘子常见的破损、闪络、形变等故障特征更细微, 更难以捕捉, 现有方法泛化性不佳。在边端设备有限算力的约束下, 难以满足飞行中对包含多尺度、多类型的绝缘子缺陷图片精准高效的实时检测要求。

针对上述研究面临的困境, 本文构建了多类型绝缘子缺陷数据集, 选取参数量小的 YOLOX-s 为基线网络, 提出了一种融合注意力和多尺度特征的 YOLOX-s 算法(YOLOX-s object detection algorithms based on attention mechanism and multi-scales context information, AMC-YOLOX-s), 并建立了绝缘子缺陷检测平台。网络改进如下:

1) 为解决复杂背景干扰问题, 引入坐标注意力机制(coordinate attention, CA), 有效捕获方向、位置感知的全局特征, 帮助模型精准定位。

2) 为解决绝缘子小尺度缺陷信息丢失问题, 在主干网络尾端的空间金字塔池化(spatial pyramid pooling, SPP)模块中插入深度可分离卷积, 充分提取含有上下文特征的多尺度信息。

3) 为解决模型参数量大、计算复杂的问题, 提出在特征融合网络中用 Shuffle unit 替换 CSP 中常规卷积块, 以降低参数量, 使模型轻量化, 更适用于边端。

## 1 基于改进 YOLOX-s 的电力绝缘子缺陷检测模型

输电线路附近背景复杂, 绝缘子故障区域占比小, 有效特征信息有限, 面向无人机巡检的绝缘子缺陷检测任务极具挑战性。其中, 绝缘子自爆缺陷特征明显易提取; 绝缘子破损、形变为单片绝缘子的局部破损或形变, 目标更小, 且故障区域尺度不一, 特征难以提取; 闪络缺陷与正常部分的区分仅仅在于放电烧伤痕迹部分颜色的异常, 随着网络加深, 特征容易消失。因此, 采用常规检测方法难以提取有效的目标特征。为解决这个问题, 本文的基线网络选用参数量少、便于在移动边端部署且在速度与精度上都具有优势的 YOLOX-s 模型, 并对其改进, 以提升对绝缘子缺陷检测任务的性能。

### 1.1 YOLOX-s 绝缘子缺陷检测模型

YOLOX-s 是一阶段目标检测模型, 主要由输入端、主干网络(Backbone)、特征融合网络(Neck)和头部网络(Head)组成, 网络结构见图 1。首先, 将无人机在高压输电线路采集的图片尺寸调整为  $640 \times 640 \times 3$ , 经过 Focus 切片与通道重排, 输出  $320 \times 320 \times 12$  的绝缘子特征图; 通过包含 CSP 的 CSPDarkNet 进行分支、融合操作, 生成不同尺寸和通道数的绝缘子特征图; 经过 SPP 模块进一步处理特征图, 然后由 PAFPN 构成的 Neck 网络进行上下采样后将绝缘子缺陷的颜色、纹理、边缘及棱角等浅层细粒度信息与绝缘子整体的深层粗粒度信息融合; 最后, 在 YOLO Head 进行结果预测, 分别预测分类和回归解耦头对 Neck 处理后的绝缘子特征图, 输出包含绝缘子及其缺陷的类别、位置和置信度等信息的检测结果。

相较于先前的经典模型, YOLOX-s 具有良好的性能, 但对绝缘子缺陷小目标中纹理、边缘等细节特征提取能力欠佳, 难以与正常部位区分, 容易造成小尺度缺陷的漏检与误检。因此, 面向绝缘子多类缺陷的检测任务, 如何在增大模型参数量和模型复杂度的前提下, 改进网络使精度与速度同时得以优化是本文研究的主要目的。

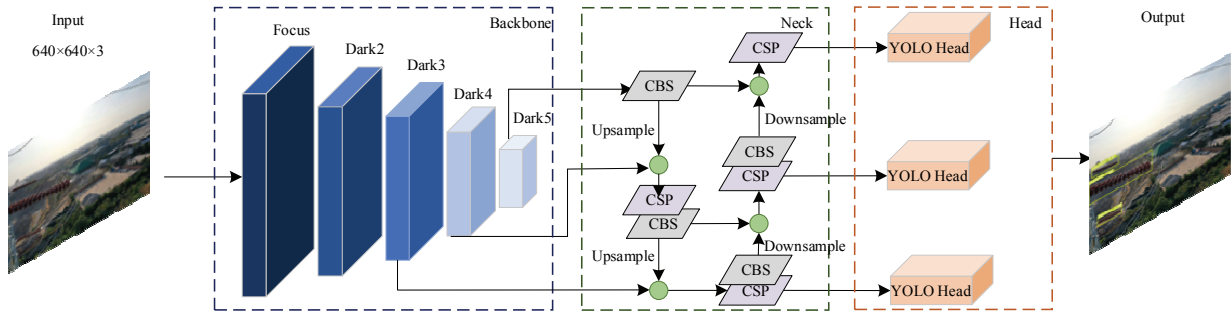


图 1 基于 YOLOX-s 的绝缘子缺陷检测网络

Fig.1 Insulator defect detection network based on YOLOX-s

1.2 坐标注意力机制

由于高压架空输电线路背景复杂多样, 无人机航拍距离较远, 导致图片中待检测的绝缘子缺陷目标像素信息少, 主干网络在提取绝缘子自爆、破损、闪络、形变特征时, 容易受复杂背景信息以及输电线路其他金具的干扰, 主干网络对绝缘子有效特征的提取与定位能力不足。

为将计算资源更好地用在对绝缘子及其表面缺陷的关键信息提取中, 注意力机制成了一种不可或缺的技术<sup>[22]</sup>。Hou 等人提出一种坐标注意力机制<sup>[23]</sup>, 其结构如图 2 所示, 其中,  $C$  表示通道数,  $W$  表示宽度,  $H$  表示高度,  $r$  表示缩放比例。

相比于 SE 注意力机制<sup>[24]</sup>忽视了捕获位置信息的注意力, CBAM 注意力机制<sup>[25]</sup>只偏向于捕获局部的位置信息, CA 把空间信息在通道上加权融合, 在绝缘子及其缺陷的特征提取中可捕获方向感知和位置感知这 2 个维度的信息。本文将 CA 注意力模块嵌入主干网络的 Dark2、Dark3、Dark4 层 CSP 的最后 1 个残差块后, 嵌入方式见图 3, 其中  $x_1$  代表 CSP 中堆叠残差块的数量, 在这 3 层取值分别 1、3、8, 缩放比例  $r=32$ 。CA 通过将输入特征图与生成的坐标信息进行编码和融合, 然后使用注意力计算不同位置的权重, 每一层的输入是上一层输出的绝缘子特征图, 生成的特征图继续输入下一层, 逐层对绝缘子进行特征提取, 最终得到加权后的特征表示。

本方法的加入可以使更多的注意力集中在标注区域的绝缘子及其局部缺陷的特征信息, 通过结合通道间信息、横向和纵向空间信息, 提升了主干网络特征提取的抗干扰能力。另外, CA 为轻量型注意力模块, 只需很小的额外计算开销。

1.3 多尺度上下文敏感模块

在绝缘子缺陷检测任务中, 随着故障区域尺度

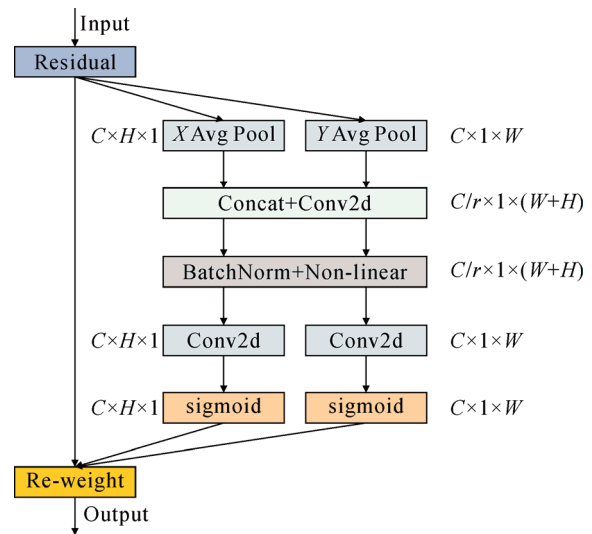


图 2 CA 坐标注意力模块

Fig.2 Coordinate attention module

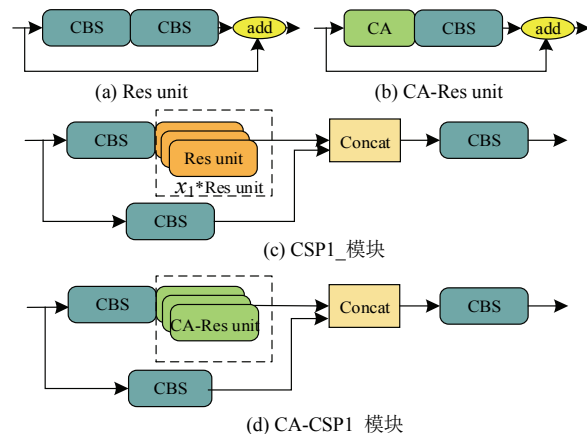


图 3 CA 嵌入示意图

Fig.3 CA embedding diagram

的减小, 能提取的信息越来越少, 检测精度也随之下降。通过对绝缘子缺陷及绝缘子尺寸分析发现, 本文涉及的 4 类绝缘子缺陷在原图中占比大都不足 1%, 属于小尺度目标。图片输入网络之前, 尺度统

一调整为  $640 \times 640$ ，故障区域则被压缩至  $80 \times 80$  以内，导致多层卷积之后特征信息丢失。为改善对绝缘子各类缺陷的检测效果，本文对提升小尺度缺陷提取能力的方法展开研究。

SPP 能够极大地增加感受野，使网络能够提取到更多的高级语义信息。原始 YOLOX-s 结构中的 SPP 模块主要由最大池化构成，在增加感受野的同时会丢失绝缘子破损轮廓、闪络灼痕、伞裙弯曲等缺陷的细节信息，影响模型的检测性能。Chollet 首次提出了深度可分离卷积，通过组合可以捕捉图像空间信息的深度卷积与可以整合通道间信息的逐点卷积，能够在保持较少的参数和计算量的同时，有效地抽取图像的局部特征<sup>[26]</sup>。随后，一些主流的轻量化模型<sup>[27-29]</sup>受其启发，在计算资源受限情况下提升了目标检测的性能。因此，为充分利用上下文信息，本文采用多尺度深度可分离卷积(multiple depthwise separable convolution, MDSC)对 Dark5 中的 SPP 结构进行优化，构建了一种多尺度的上下文敏感模块(multi-scale context sensitive module, MSCSM)。如图 4 所示，MSCSM 将 Dark2、Dark3、Dark4 层输出的绝缘子特征图作为输入，分为 2 路，一路经过卷积核大小为  $5 \times 5$ 、 $9 \times 9$  和  $13 \times 13$  的 3 个最大池化操作，增加了感受野，使网络能够更好地理解绝缘子的整体特征；另一路经过卷积核大小为  $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$  和  $9 \times 9$  的 3 个深度可分离卷积操作，用于抽取绝缘子故障区域更细粒度的局部特征。2 路信息通过 Concat 操作进行融合，输出包含了融合多尺度信息的特征图，能够保持分辨率的同时增加感受野，从而在绝缘子缺陷检测中更全面地捕捉目标的特征。

本方法考虑绝缘子整体与局部缺陷特征之间的关系，通过插入深度可分离卷积构建 MSCSM 模块，只需增加很少的计算量，在扩大感受野的同时，

加强了不同语义层级之间的特征传递。本方法能够更好地捕捉不同尺度的绝缘子缺陷特征，最大限度地保留了各类缺陷的细粒度空间信息，并与具有丰富语义信息的绝缘子的表面特征融合，避免了因为陷入局部特征而造成误检，提升了模型对于绝缘子小尺度缺陷的检测能力。

#### 1.4 轻量化的特征融合网络

针对主干网络对绝缘子小尺度缺陷的特征提取能力不足提出的上述 2 种优化策略在增强特征提取能力的同时增大了计算量与模型参数量。为使模型更好地部署在移动端，使用 ShuffleNetv2 基本单元 Shuffle unit 对特征融合模块进行改进以降低参数量，实现网络轻量化。

ShuffleNetv2 基本单元如图 5 所示，模型采用了  $3 \times 3$  深度可分离卷积，其计算量相较于标准卷积大幅下降，而精度只有很小的损失<sup>[30]</sup>。绝缘子特征图首先通过 1 个 Channel Split 模块，将输入的特征图从通道维度分为 2 组，下侧分支不作处理，上侧分支进行卷积操作和批量归一化等处理，再将下侧分支的通道划分特征与上侧分支的卷积输出特征进行融合并进行通道混洗，在不增加计算量的前提下，保证了分组卷积之后不同组的绝缘子特征图之间能够实现特征信息通信。

本文采用 ShuffleNetv2 基本单元 Shuffle unit 对特征融合网络中 CSP 中堆叠的 CBS 单元进行替换，以实现降低参数量的目的。改进前后的 CSP 结构如图 6 所示，其中  $x_2$  代表 CSP 模块中重复结构的堆叠次数，每个堆叠中有 2 个连续的 CBS 块，在本文特征融合网络中， $x_2$  均取 1。改进后参数量得到压缩，降低了硬件设备计算资源的需求，同时可以提高检测效率，能够更好地应用于高压输电线路现场巡检作业。

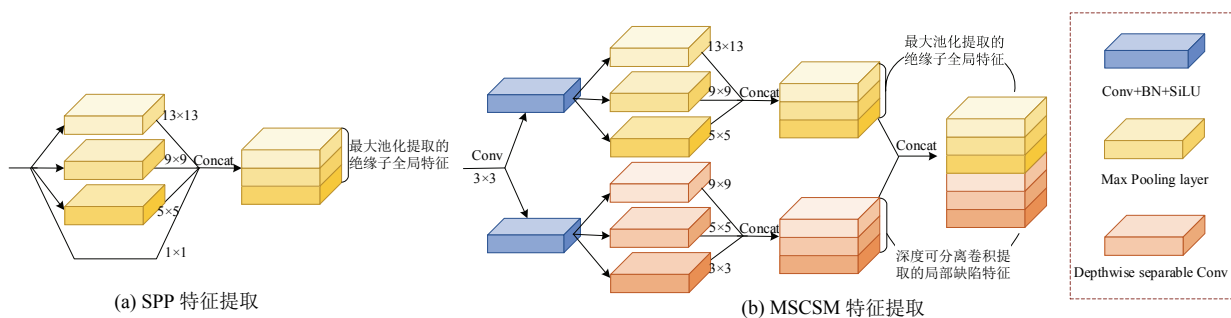


图 4 针对小尺度绝缘子缺陷的 MSCSM 与原始 SPP 模块特征提取的对比

Fig.4 Comparison of MSCSM and original SPP module feature extraction for small-scale defects in insulators

### 1.5 改进的 YOLOX-s 网络

针对绝缘子缺陷目标尺度小、特征容易消失,造成漏检、误检以及复杂背景下定位不准等问题,对基线网络 YOLOX-s 进行改进。首先,插入 CA 坐标注意力模块以提升主干网络在输电线路复杂背景干扰下对绝缘子缺陷区域特征提取能力;然后在主干网络尾端 SPP 中引入了多尺度深度可分离卷积,增大了感受野,充分利用上下文信息,提取缺

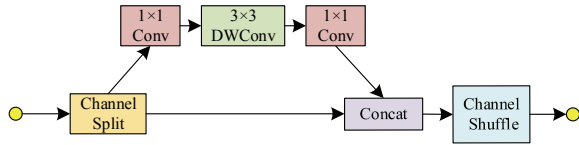


图 5 Shuffle unit 结构

Fig.5 Shuffle unit structure

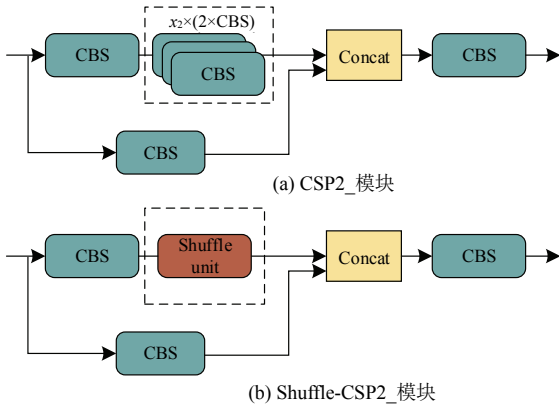


图 6 CSP2\_模块改进前后对比

Fig.6 Comparison before and after improvement of CSP2\_module

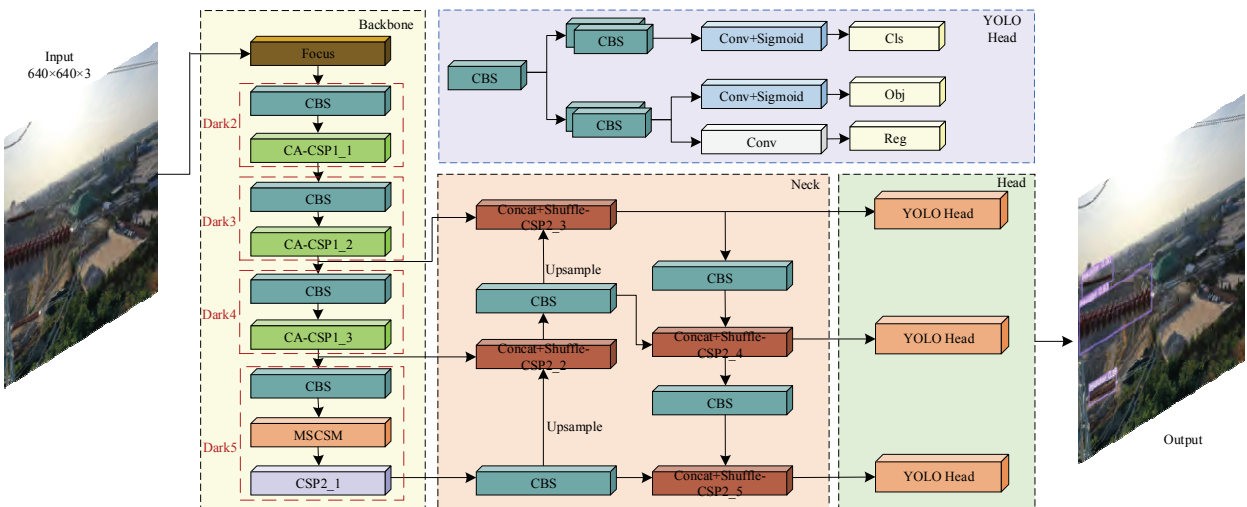


图 7 基于 AMC-YOLOX-s 的绝缘子缺陷检测网络结构

Fig.7 Structure of insulator defect detection network based on AMC-YOLOX-s

陷区域的细节纹理信息以解决小目标的漏检;最后,在特征融合模块用 Shuffle unit 进行改进,实现了模型的轻量化。最终得到基于 AMC-YOLOX-s 的绝缘子缺陷检测网络如图 7 所示。

## 2 数据集建立

本文实验基于自建数据集。原始数据部分来源于某国网检修公司,为无人机在户外实际巡线任务中拍摄,部分来源于网络公开数据集,共包括完好绝缘子图片 2123 张,含有 4 类不同缺陷的绝缘子图片 654 张。由于原始数据量有限尤其是缺陷数据不足,且存在各类别样本标签数量不均衡的问题,直接训练效果不佳,所以本文将数据进行扩充与样本均衡,以提升模型的泛化性。

### 2.1 基于 Imgaug 的数据增强

本文选用基于 Python 的 Imgaug 图像增强库对原始数据进行均衡与扩充。

通过对 Imgaug 图像增强库所含多类函数的组合调用以及变换函数组合,可以对运动模糊、雨雾天气等场景进行模拟,也可以同时组合多种数据增强策略对数据集中的图片进行裁剪、旋转、缩放、亮度、对比度、色度、饱和度变换等操作,实现数据集的扩充与样本的均衡。数据增强效果见图 8。

### 2.2 数据增强结果

经过图像增强,共得到 4906 张图片作为本文实验数据集。用图像标注软件 Labellmg 对图像进行标注,待检测目标为:绝缘子(标签: insulator)、绝缘子自爆缺陷(标签: defect1)、绝缘子破损缺陷(标

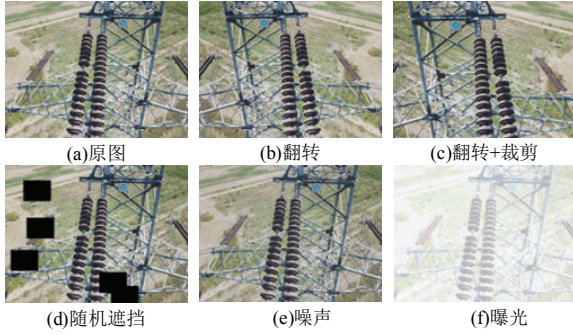


图8 绝缘子图片数据增强示例

Fig.8 Data augmentation examples of insulator images

签: defect2)、绝缘子闪络缺陷(标签: defect3)和绝缘子形变缺陷(标签: defect4), 得到标注框 10 227 个。增强后的样本及各类标签数量统计见表 1, 本文构建的架空输电线路绝缘子数据集中图像实例如图 9 所示。

### 3 实验结果与分析

基于构建的无人机航拍绝缘子数据集, 本文首先通过消融实验证明上文所提各优化模块对于绝缘子缺陷实时检测任务的有效性, 并将改进网络与其他先进的目标检测网络进行对比实验以证明所提方法的优越性。

#### 3.1 实验环境

本文以 64 位 Windows10 作为操作系统, 基于深度学习框架 Pytorch1.13.1 进行实验, 具体配置如表 2。

将实验数据按 8:1:1 的比例随机分配为训练集、验证集和测试集。实验的训练集图片为 3972 张, 1 个训练批次包含 16 张图片, 1 个训练周期包含 244 个训练批次。本次实验中训练动量为 0.9, 权重衰减系数为 0.0005, 训练周期为 100, 初始学习率设置为 0.001, 训练过程中, 每完成 1 个训练批次调节 1 次学习率。

#### 3.2 评价指标

本文主要以准确率  $P$ 、召回率  $R$ 、平均精度 (average precision, AP, 记作  $P_A$ ), 均值平均精度 (mean average precision, mAP, 记作  $P_{mA}$ ) 等指标<sup>[31]</sup>来评价模型在绝缘子缺陷检测任务中的检测精度, 表达式如下:

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \times 100\% \quad (1)$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \times 100\% \quad (2)$$

表 1 样本数量及分布统计

绝缘子类型	图片/张	标签	标注框/个
常规绝缘子	1718	insulator	2754
缺陷绝缘子	3188	insulator	3436
		defect1	705
		defect2	812
		defect3	1848
		defect4	672

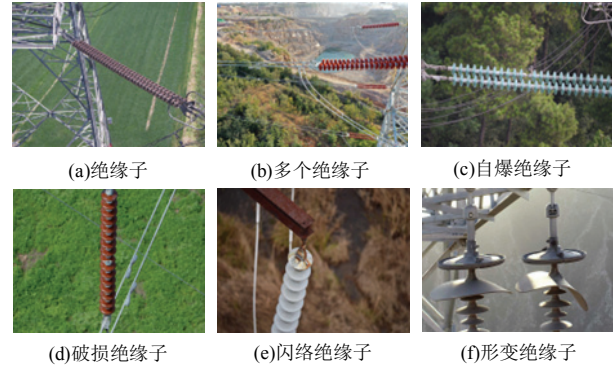


图9 无人机采集的架空输电线路绝缘子图像实例

Fig.9 Examples of insulator images for transmission lines collected by UAV

表 2 实验环境

项目	配置
处理器	Intel(R) Core(TM) i9-12900H CPU@2.50 GHz
显卡	NVIDIA GEFORCE RTX 3060
深度学习框架	Pytorch1.13.1
编程语言	Python3.8
加速软件	CUDA11.6 和 CUDNN8.3.2

$$P_A = \int_0^1 p(r) dr \quad (3)$$

$$P_{mA} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P_{Ai} \quad (4)$$

式中:  $N_{TP}$  为分类正确的正样本数;  $N_{FP}$  为将错误目标判断为正确的误检数;  $N_{FN}$  为正确目标判断为错误的漏检数;  $N_{TP}+N_{FP}$  为判断为正确的总数;  $N_{TP}+N_{FN}$  为正确目标的总数;  $P_{Ai}$  为第  $i$  类目标的平均精度。绘制  $P$ - $R$  曲线,  $p(r)$  是  $P$ - $R$  曲线上各点的数值, 对曲线取积分得到式(3)的平均检测精度  $P_A$ 。式(4)中的  $m$  为待检测目标的种类数量, 本文绝缘子缺陷检测任务中待检测目标为 5 类, 因此  $m=5$ 。此外, 本文还使用模型参数量(parameters, Params)以及每秒处理帧数(frames per second, FPS)共同评估模型性能, FPS 越大, 图片检测速度越快。

### 3.3 实验结果对比

#### 3.3.1 实验结果

利用上述实验环境训练模型, 最终用于绝缘子缺陷检测任务, 5 种目标在交并比(intersection over union, IoU)为 0.5 时测试结果见表 3。

对各类目标的检测结果展开分析: 绝缘子及自爆缺陷轮廓清晰且相似度高, 特征容易提取, 因此召回率及精度较高, 几乎不存在误检、漏检; 形变缺陷训练目标较少、伞裙弯曲的尺度差异大, 导致召回率小于其他目标; 由于闪络缺陷目标小且与正常部位往往只存在局部放电产生烧灼痕迹的表面颜色差异, 外观特征不明显, 造成精度小于其他目标。在均值平均精度与检测速度方面进行分析: 实验所有类别目标整体精度高达 93.6%, FPS 达到了 26.4 帧/s, 即平均每张图片的检测仅需 37.9 ms, 证明本文所提方法可以高效精确地完成绝缘子缺陷检测任务。

#### 3.3.2 消融实验

为验证上文所提的 3 个优化模块对模型在绝缘子缺陷检测任务中整体性能的影响, 基于本文所构建的数据集开展消融实验。在 YOLOX-s 的基础上, 逐一加入坐标注意力模块 CA、多尺度上下文敏感模块 MSCSM, 以及轻量化模块 Shuffle unit, 并逐渐累加各类优化模块得到不同的组合策略, 分别训练并测试, 结果如表 4 所示。

由表 4 可知, 与常规 YOLOX-s 相比, 本文提出的方法在准确率和召回率的指标上都提升。在检测精度方面, 相较于基线网络, CA 注意力机制的加入使得改进后的网络  $P_{mA}$  提升了 3.1%, 说明采用 CA 注意力机制提高了复杂背景下网络特征提取能力; 通过构建多尺度上下文敏感模块 MSCSM,  $P_{mA}$  提升了 2.4%, 说明 MSCSM 可以利用局部特征与全局特征, 模型的检测性能得到了进一步的提高。在模型体量方面, 引入 Shuffle unit 对特征融合网络进行轻量化处理, 使得模型参数量大幅减小, 而  $P_{mA}$  相较于基线网络只有 0.2% 的小幅降低, 说明对检测性能的影响不大, 节约了计算资源且仍可保证对绝缘子及其缺陷的高精度检测。此外, 本文所选用的 3 个优化模块叠加后整体参数量低于基线网络, 提升精度的同时减轻了计算压力。

综上所述, 上述实验验证了本文对 YOLOX-s 网络各模块做出改进的合理性与有效性, 模型的检测精度有了明显提升, 且参数量也有所下降, 符合无人机电力巡检的边端轻量化部署要求。

表 3 5 种目标测试结果

序号	名称	标签	P/%	R/%	$P_A$ /%
1	绝缘子	insulator	96.0	96.9	98.6
2	自爆	defect1	98.4	100.0	99.5
3	破损	defect2	89.9	90.3	92.6
4	闪络	defect3	87.3	83.8	85.3
5	形变	defect4	95.4	79.5	92.2
6	所有类别		93.4	90.1	93.6

表 4 基于改进 YOLOX-s 的消融实验

序号	算法名称	P/%	R/%	$P_{mA}$ /%	Params/ $10^6$
1	YOLOX-s	91.9	83.3	88.9	9.0
2	YOLOX-s+CA	93.1	85.9	92.0	9.5
3	YOLOX-s+MSCSM	92.6	85.1	91.3	9.4
4	YOLOX-s+Shuffle	90.8	83.7	88.7	7.7
5	YOLOX-s+CA+MSCSM	93.6	90.0	93.7	9.8
6	YOLOX-s+CA+Shuffle	92.3	86.9	91.9	8.2
7	YOLOX-s+MSCSM+Shuffle	93.4	86.7	91.1	8.1
8	YOLOX-s+CA+MSCSM+Shuffle	93.4	90.1	93.6	8.6

#### 3.3.3 与经典目标检测模型的对比

本文构建的模型为目标检测模型, 因此, 除了与基线网络比较, 本文还选择了近年几类先进的目标检测模型 Faster R-CNN、Def.DETR、YOLOv5s 和 YOLOv7, 在同一数据集上进行实验、对比与分析, 检测结果如表 5 所示。

结果表明: 在 IoU=0.5 时, 在绝缘子缺陷检测任务中, 本文所构建模型的  $P_{mA}$  分别比 Faster RCNN、Def.DETR、YOLOv5s 和 YOLOv7 的值高出 11.1%、10.8%、15.1%、3.3%, 且检测速度相较于基线网络也有所提升。对测试集中的检测结果进行对比分析, 部分可视化结果见图 10。

根据上述实验结果, 对各类网络的检测效果展开对比分析: Faster RCNN 网络提取到的特征图都是单层的, 分辨率也比较小, 使用非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)后处理区域建议网络(region proposal network, RPN)产生候选框, 与 RoI 池化时 2 次取整会造成精度的下降, 因此对带有部分遮挡的多尺度、小目标绝缘子缺陷检测任务不太友好; 相比于电力巡检任务常用的检测器, Def.DETR 网络计算复杂度高, 运算量大且推理速度慢, 需要更长的训练才能达到收敛, 同时由于计算复杂, 导致检测速度较慢; YOLOv5s 模型在网络加深时, 像素点小的绝缘子故障点小目标信息容易丢失, 导致小尺度破损、闪络灼痕、伞裙形变的检

表 5 AMC-YOLOX-s 与其他算法对绝缘子缺陷检测任务的对比结果

Table 5 Comparison of the results of AMC-YOLOX with the results of other algorithms on insulator defect detection task

序号	算法名称	尺寸	$P/\%$	$R/\%$	$P_{mA}/\%$	$P_A/\%$					FPS/ (帧·s <sup>-1</sup> )
						insulator	defect1	defect2	defect3	defect4	
1	Faster R-CNN	640	82.9	76.6	84.8	96.9	96.3	82.5	72.7	75.6	9.2
2	Def.DETR	640	81.3	69.5	82.6	92.2	94.5	81.3	66.3	78.9	5.7
3	YOLOv5s	640	85.2	74.3	78.9	94.5	92.1	76.2	65.9	66.1	33.6
4	YOLOv7	640	92.6	82.8	90.7	97.9	99.5	89.6	79.8	86.9	34.3
5	YOLOX-s	640	91.9	83.3	88.9	97.6	99.0	88.1	76.4	83.5	24.2
6	AMC-YOLOX-s	640	93.4	90.1	93.6	98.6	99.5	92.6	85.3	92.2	26.4

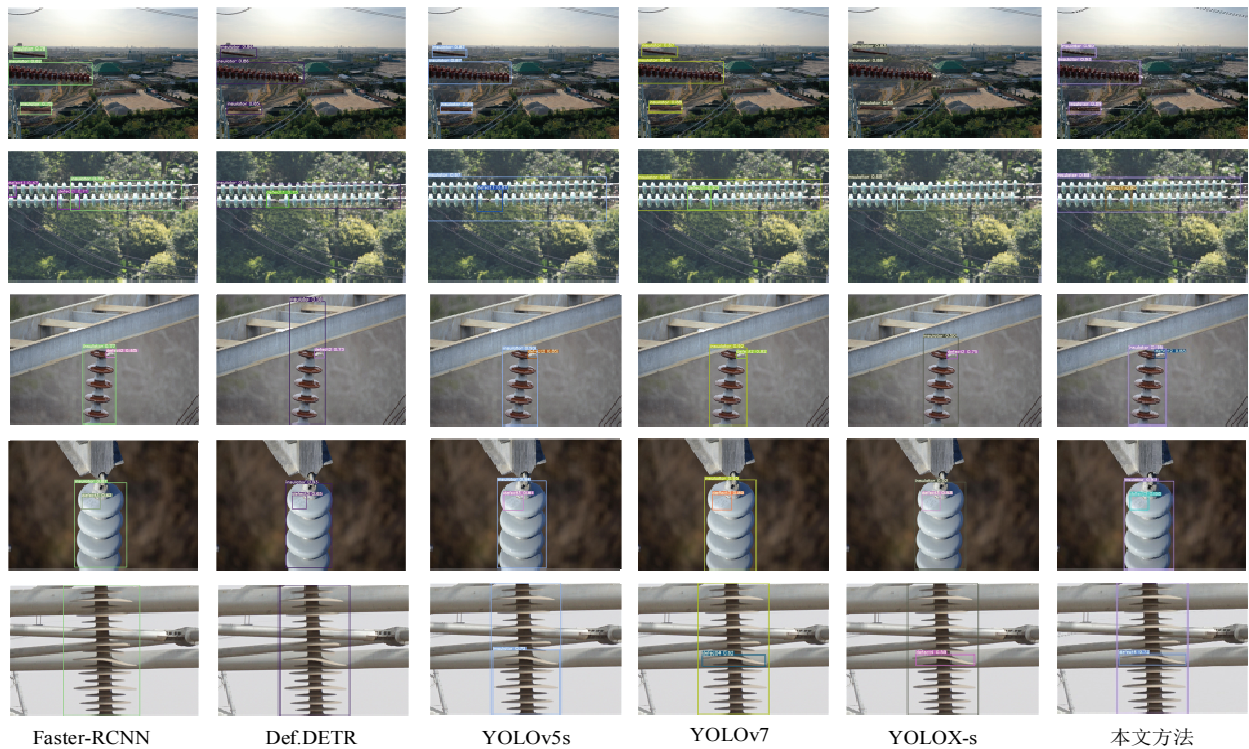


图 10 不同算法对绝缘子缺陷检测效果的可视化对比

Fig.10 Comparison of visual detection effect of different algorithms on insulator defect detection tasks

测精度低；YOLOv7 虽然在精度和速度上都取得了较好的效果，但其计算量大，部署到计算资源有限的边缘设备会引发计算过载的问题；Decoupled Head 的使用使得 YOLOX-s 表达能力更好，但同样存在特征提取能力不足，随着网络加深导致特征消失的问题，尤其是难以检测出与完好绝缘子只存在局部色差的闪络故障。改进的 YOLOX-s 模型嵌入了 CA 注意力与 MSCSM 模块，提升了特征提取能力，同时在特征融合模块进行了轻量化处理，实现了精度、速度、模型参数量之间的平衡。

综合结果表明：相较于其他先进算法，本文方法在绝缘子缺陷检测任务中，检测精度和速度之间有较好的均衡，满足边缘设备实时检测的需求，且准确率和召回率较高，极大降低了漏检和错检，能

够更好地对多类型、多尺度绝缘子及其缺陷进行准确识别与定位。

### 3.4 绝缘子缺陷检测平台搭建

为了方便操作和结果展示，基于上述实验，本文建立了基于 AMC-YOLOX-s 的绝缘子缺陷检测平台并进行了可视化处理。平台经过编译后能够顺利运行，在进行图片检测、摄像头检测时，内存占用分别为 15 MB、22 MB，符合边缘设备部署的要求并满足检测条件。因此，平台可以在资源有限的边缘设备上高效运行，不会给系统带来过大的压力。

平台运行时，一旦检测到绝缘子缺陷，会立即读取缺陷的位置和类型，这使得电力运维人员能够及时、直观地掌握输电线路的情况。平台进行图片检测与视频检测的结果如图 11 所示。待本轮巡检结





图 11 基于 AMC-YOLOX-s 的绝缘子缺陷检测平台

Fig.11 Insulator defect detection platform based on AMC-YOLOX-s

束后, 平台可以将所有缺陷信息汇总, 生成巡线日志, 方便运维人员进一步分析, 根据绝缘子缺陷情况制定相应的维护方案。

该检测平台可以结合无人机的灵活性优势, 实现对绝缘子缺陷实时监测, 提升巡检的效率和准确性, 为电力运维人员更好地管理和维护输电线路提供了一种强有力的工具, 从而提高电网运行的稳定性和可靠性。

#### 4 结论

1) 本文构建了包含航拍绝缘子多类别缺陷的数据集, 提出了一种基于 AMC-YOLOX-s 的绝缘子缺陷检测方法, 并建立了绝缘子缺陷检测平台。

2) 在 CSPDarkNet 插入 CA 坐标注意力机制, 提高了对绝缘子及其缺陷的分类与定位能力; 在 SPP 模块融入多尺度深度可分离卷积, 实现了对绝缘子小尺度缺陷的细节纹理信息的高效提取; 利用 Shuffle unit 简化特征融合网络结构, 降低了模型参数量。

3) 未来的工作中, 将继续探索输电线路无人机巡检中其他电力元件、金具的状态检测方法, 对精准高效的电力巡检策略展开深入研究。

#### 参考文献 References

[1] 黄悦华, 刘恒冲, 陈 庆, 等. 基于 USRNet 与改进 YOLOv5x 的输电线路绝缘子故障检测方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(9): 3437-3446.  
HUANG Yuehua, LIU Hengchong, CHEN Qing, et al. Transmission line insulator fault detection method based on USRNet and improved YOLOv5x[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(9): 3437-3446.

[2] 江秀臣, 许永鹏, 李曜丞, 等. 新型电力系统背景下的输变电数字

化转型[J]. 高电压技术, 2022, 48(1): 1-10.

JIANG Xiuchen, XU Yongpeng, LI Yaocheng, et al. Digitalization transformation of power transmission and transformation under the background of new power system[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 1-10.

- [3] 马富齐, 王 波, 董旭柱, 等. 电力视觉边缘智能: 边缘计算驱动下的电力深度视觉加速技术[J]. 电网技术, 2020, 44(6): 2020-2029.  
MA Fuqi, WANG Bo, DONG Xuzhu, et al. Power vision edge intelligence: power depth vision acceleration technology driven by edge computing[J]. Power System Technology, 2020, 44(6): 2020-2029.
- [4] 胡金磊, 朱泽锋, 林孝斌, 等. 变电站无人机机巡边缘计算框架设计及资源调度方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(2): 425-433.  
HU Jinlei, ZHU Zefeng, LIN Xiaobin, et al. Framework design and resource scheduling method for edge computing in substation UAV inspection[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(2): 425-433.
- [5] 齐冬莲, 韩译锋, 周自强, 等. 基于视频图像的输变电设备外部缺陷检测技术及其应用现状[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(11): 3709-3720.  
QI Donglian, HAN Yifeng, ZHOU Ziqiang, et al. Review of defect detection technology of power equipment based on video images[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(11): 3709-3720.
- [6] 蒲天骐, 乔 骥, 韩 笑, 等. 人工智能技术在电力设备运维检修中的研究及应用[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 369-383.  
PU Tianqiao, QIAO Ji, HAN Xiao, et al. Research and application of artificial intelligence in operation and maintenance for power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 369-383.
- [7] ZOU Z X, CHEN K Y, SHI Z W, et al. Object detection in 20 years: a survey[J]. Proceedings of the IEEE, 2023, 111(3): 257-276.
- [8] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]//Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision. Amsterdam, The Netherlands: Springer, 2016: 21-37.
- [9] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE, 2017: 2980-2988.
- [10] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.
- [11] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv:

- 2004.10934, 2020.
- [12] GE Z, LIU S T, WANG F, et al. YOLOX: exceeding YOLO series in 2021[J]. arXiv preprint arXiv: 2107.08430, 2021.
- [13] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//Proceedings of 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver, Canada: IEEE, 2023.
- [14] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C] // Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada: MIT Press, 2015: 91-99.
- [15] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [16] HE K M, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]// Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE, 2017: 2961-2969.
- [17] 魏 韬, 杨 恒, 时 磊, 等. 基于 Faster RCNN 的绝缘子自爆缺陷识别[J]. 电瓷避雷器, 2019(3): 183-189.  
GUO Tao, YANG Heng, SHI Lei, et al. Self-explosion defect identification of insulator based on Faster RCNN[J]. Insulators and Surge Arresters, 2019(3): 183-189.
- [18] 张 欣, 王红星, 陈玉权, 等. 基于改进 Cascade R-CNN 算法的多类型绝缘子缺陷图像联合检测[J]. 电瓷避雷器, 2022(1): 189-196.  
ZHANG Xin, WANG Hongxing, CHEN Yuquan, et al. Multi-type insulator defect joint detection based on improved cascade R-CNN algorithm[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(1): 189-196.
- [19] 王素珍, 赵 霖, 邵明伟, 等. 基于改进 YOLOv5 的输电线路绝缘子识别方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(21): 181-188.  
WANG Suzhen, ZHAO Lin, SHAO Mingwei, et al. Insulator identification method of transmission line based on improved YOLOv5[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(21): 181-188.
- [20] 贾晓芬, 于业齐, 郭永存, 等. 航拍绝缘子自爆缺陷的轻量化检测方法[J]. 高电压技术, 2023, 49(1): 294-300.  
JIA Xiaofen, YU Yeqi, GUO Yongcun, et al. Lightweight detection method of self-explosion defect of aerial photo insulator[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(1): 294-300.
- [21] 李 斌, 曾筠婷, 朱新山, 等. 基于多尺度上下文感知的绝缘子缺陷检测网络[J]. 高电压技术, 2022, 48(8): 2905-2914.  
LI Bin, ZENG Junting, ZHU Xinshan, et al. Detection network for insulator defects based on multi-scale context awareness[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 2905-2914.
- [22] GUO M H, XU T X, LIU J J, et al. Attention mechanisms in computer vision: a survey[J]. Computational Visual Media, 2022, 8(3): 331-368.
- [23] HOU Q B, ZHOU D Q, FENG J S. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE, 2021: 13713-13722.
- [24] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C] // Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE, 2018: 7132-7141.
- [25] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Munich, Germany: Springer, 2018: 3-19.
- [26] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017: 1251-1258.
- [27] HOWARD A G, ZHU M L, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J]. arXiv preprint arXiv: 1704.04861, 2017.
- [28] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]//Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE, 2018: 4510-4520.
- [29] TAN M X, LE Q V. EfficientNet: rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning. Long Beach, USA: PMLR, 2019: 6105-6114.
- [30] MA N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: practical guidelines for efficient CNN architecture design[C]//Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Munich, Germany: Springer, 2018: 116-131.
- [31] EVERINGHAM M, VAN GOOL L, WILLIAMS C K I, et al. The PASCAL visual object classes (VOC) challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(2): 303-338.



WANG Yunlin

王韵琳

1999—, 女, 硕士

主要从事电力设备图像视觉的研究工作

E-mail: 1030654081@qq.com



CUI Haoyang

Ph.D., Professor

Corresponding author

崔昊杨(通信作者)

1978—, 男, 博士, 教授, 博导

主要从事电力设备状态检测等方面的研究工作

E-mail: cuihy@shiep.edu.cn

收稿日期 2023-06-01 修回日期 2023-09-06 编辑 曾文君